

при функционировании сложного промышленного объекта, и чрезвычайной ситуации природного характера, которая может возникнуть на рассматриваемой территории. Выбранная нейронная сеть была программно реализована посредством Neural Network Toolbox - пакета расширения MATLAB. Построенная сеть позволяет выполнять прогнозирование природных показателей (температура, влажность) и показателей технологического процесса для определения вероятности чрезвычайной ситуации. Малое значение среднеквадратического отклонения говорит о том, что построенная обобщенная регрессионная нейронная сеть правильно обучена и с довольно большой вероятностью может спрогнозировать возникновение чрезвычайной ситуации.

**Список литературы:** 1. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с. 2. Тарасенко Р.А., Сидоркин К.В., Костюхин М.Н. Прогнозирование на основе аппарата нейронных сетей. 3. Медведев В. С., Потемкин В. Г. Нейронные сети. MATLAB 6. М.: Диалог – МИФИ, 2002. 4. Нейронные сети Statistica neural Networks. М.: Телеком, 2000. 5. Организация и обучение искусственных нейронных сетей / Авт.-сост. Л.В. Калацкая, В.А. Новиков, В.С. Садков. Мн.: БГУ, 2003.

Надійшла до редколегії 30.05.2011

УДК 004.81

**Б.О. КУЗИКОВ**, завідувач лабораторією систем електронного навчання,  
Сумський державний університет

## АДАПТИВНЕ КЕРУВАННЯ НАВЧАЛЬНОЮ ДІЯЛЬНІСТЮ НА ОСНОВІ ПРЕЦЕДЕНТІВ

Розробники систем адаптивного управління дистанційним навчанням часто стикаються з проблемою побудови формалізованих, кількісних моделей керування. Одним із шляхів розв'язання цієї проблеми є застосування методів виводу на основі прецедентів. Стаття розглядає досвід впровадження модуля системи підтримки прийняття рішень адаптивного керування дистанційним навчанням на основі прецедентів в рамках системи дистанційного навчання Сумського державного університету.

Разработчики систем адаптивного управления дистанционным обучением часто сталкиваются с проблемой построения формализованных, количественных моделей управления. Одним из путей решения этой проблемы является применение методов вывода на основе прецедентов. Статья рассматривает опыт внедрения системы поддержки принятия решений адаптивного управления дистанционным обучением на основе прецедентов в рамках системы дистанционного обучения Сумского государственного университета.

Developers of adaptive e-learning systems, is often faced with the challenge of constructing formal, quantitative models of management. One solution to this problem is the application of the method of

conclusion on precedents. The article considers the experience of implementing the system of decision-support based on precedents for adaptive e-learning system of Sumy State University.

**Вступ.** У сучасному суспільстві спостерігається велика потреба в постійному вдосконаленні професійного рівня, освоєнні нових досягнень і здобутті нових навичок. Широко застосовується лозунг «Навчання через все життя».[1] Зрозуміло, що ефективне навчання за умов вибухоподібного накопичення знань повинне ґрунтуватися на максимально повному врахуванні особливостей особи, що навчається, її попередньому досвіді. Серед вимог до сучасної освітньої web-базованої системи [2] на одному з перших місць передбачена така риса, як адаптивність. Вона передбачає здатність системи адаптуватися до поточних потреб студента, корегуючи подання навчального матеріалу, темп і стиль навчання, включає урахування рівня знань особи, що навчається, цілей навчання, здібностей тощо.

Більшість сучасних навчальних систем побудовані за клієнт-серверною архітектурою з використанням гіпертекстових та гіпермедієвих підходів. У наукових працях як вітчизняних, так і закордонних авторів, широко розглядаються різні технології для реалізації гнучкого, пристосованого до користувача, підходу у навчанні. Корені цих технологій виходять як із інтелектуальних навчальних систем, так із гіпермедіа систем.[3] Не зважаючи на ґрунтовну проробленість проблеми питання їх широкого впровадження в освітню діяльність є відкритим.

**Постановка задачі.** Навчання є складним, слабоформалізованим процесом. В умовах великих обсягів навчального матеріалу при дистанційному навчанні користувач часто потребує оперативної допомоги для орієнтації просторі навчального матеріалу. Відсутність формальних моделей, які б давали прямий зв'язок вхідних параметрів та результатів навчання, ускладнює завдання автоматизованої оперативної допомоги. У широкому розумінні ми стикаємося із проблемою слабкої спостережуваності системи.

Задачею статті є опис моделей та методів, що були застосовані при впровадженні СППР керування дистанційним навчанням у СДН СумДУ.

**Керування за прецедентами.** Узагальнена структурна схема адаптивного керування представлена на рисунку 1.

Схематично будь-який крок курування об'єктом можна представити як сукупність трьох елементів (див. рис 2): стан об'єкта до впливу ( $c_i$ ), керуючий вплив ( $e_i$ ) і стан об'єкта після взаємодії ( $c_{i+1}$ ). Таку трійку, що складається із опису проблеми (стан до впливу), опису дій, що здійснюється у цій ситуації (керуючий вплив) та оцінки ефективності дій (стан об'єкта після взаємодії) назовемо прецедентом [4].

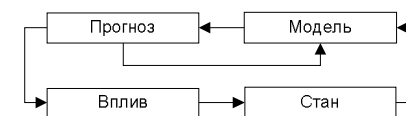


Рис 1 – Структура адаптивного керування

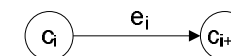


Рис 2 – Схема прецедент

Процес керування навчальним процесом у СДН ускладнюється тим, що у значний проміжок часу неможливо встановити достовірний стан об'єкта керування. Це пояснюється тим, що ряд параметрів, наприклад таких як психоемоційний стан студента, важко оцінити дистанційно. Крім того, у рамках клієнт-серверної технології важко оцінити і більш формальні параметри, наприклад такі як час, який користувач витратив на вивчення сторінки. Низька достовірність входних параметрів зумовлює низьку достовірності моделі користувача. Одним з шляхів розв'язання цієї проблеми є фільтрація моментів оцінки стану об'єкта. Наприклад, знання студента найбільш достовірно можна оцінити у момент закінчення сеансу контролю знань. Таким чином, представлену схему у випадку керування навчанням в рамках СДН представимо наступним чином (див. рис. 3).

Під  $c_i$ ,  $c_j$ ,  $c_k$  розуміється стан користувача після сеансів контролю знань,  $c_{i+1}$ ,  $c_{i+1}$ ,  $c_{i+2}$ ,  $c_{j+1}$  – стан користувача у інші моменти взаємодії із СДН,  $e_i$ ,  $e_j$ ,  $e_k$  – керуючі впливи СДН, що на фізичному рівні відповідають переходам у медіа-просторі СДН.

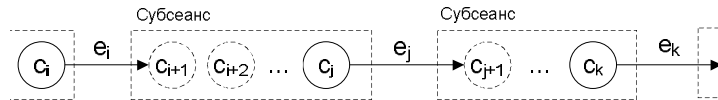


Рис 3 – Ланцюг прецедентів

Зважаючи на вищесказане, підкреслимо проблематичність побудови формалізованої, кількісної моделі керування. Між тим, за час роботи СДН накопичено велику кількість слабоструктурованих даних щодо поведінки користувачів у різних ситуаціях. Це дає змогу оцінити і відібрати найбільш вдалі зразки поведінки. Дії, що виконує користувач для розв'язання проблеми, назовемо патерном поведінки.

Підсумовуючи, вкажемо, що згідно з [5] прецедент включає: опис проблеми, розв'язок цієї проблеми, результат застосування розв'язку. У нашому випадку описом проблеми є оцінка стану користувача в момент закінчення сенсу контролю знань, розв'язком – патерн його поведінки, оцінкою результату – результати наступного тестування.

У ряді випадків вивід за прецедентами має значні переваги в порівнянні із виводом заснованому на правилах. Цей підхід є особливо ефективним, коли:

- джерелом знань про проблему є досвід, а не теорія;
- множина розв'язків менша за множину проблем;
- припустимим є вибір локально-оптимального варіанту керування.

Ключовими моментами (див. рис. 4) при побудові керування за прецедентами є вибір найбільш вдалого прецеденту із бази існуючих та адаптація його до поточної ситуації.

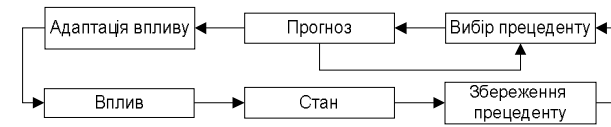


Рис 4 – Структура адаптивного керування за прецедентами

**Пошук вдалих прецедентів.** Незважаючи на те, що системи вивода за прецедентами показують добрі результати на великому колі різних задач, вони мають ряд суттєвих недоліків. Одним із них є те, що система не створює жодної моделі чи правила знаходження розв'язку, що узагальнюють попередній досвід – при виборі розв'язку вони засновуються на всьому масиві попередніх результатів, тому неможливо встановити, на основі яких фактів був отриманий розв'язок.

В основі всіх підходів до відбору прецедентів лежить той чи інший спосіб обрахування міри близькості прецеденту з бази існуючих до поточної ситуації. Для цього використовують відстань за Евклідом, міра подібності Хеммінга, відстань Махаланобіса, відстань Журавльова та інші метрики. Іншим підходом є кластеризація множини прецедентів. Основна ідея полягає у тому, що якщо поточна ситуація попадає в один з кластерів, то найбільш вдалим для нього аналогом вважається центр цього кластеру. Запропонований підхід дозволяє провести редукцію бази прецедентів до величини порядку потужності множини розв'язків.

При аналізі доступних альтернатив нами було обрано підхід до пошуку найбільш вдалого прецедента із застосуванням математичного апарату інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІТ).[6] При цьому було побудовано класифікатор, який відносить набір входних параметрів (проблему) до того чи іншого класу. У якості критерію розбиття навчальної вибірки обрано патерн поведінки, бо саме цей параметр є основним при побудові керування процесом навчання. Зауважимо, що наявний математичний апарат дозволив оцінити інформаційну ефективність системи загалом та кожного з входних параметрів окремо. Указаний класифікатор частково розв'язує проблему побудови опису закономірностей, притаманних тому чи іншому патерну поведінки, створюючи підґрунтя для їх аналізу.

**Вхідні дані.** Вхідними даними для побудови навчальної вибірки стали записи журналу роботи із СДН. Це більш як 5.2 мільйони запитів за період з 9 січня до 26 травня 2011 року. Вхідний масив даних був розбитий на дії – послідовність однотипних запитів, що виконуються одним користувачем і слідує один за одним, наприклад "читання лекцій" або "робота із поштою". Послідовності дій, між якими не більш як 30-хвилинний проміжок часу, поєднані у сеанси роботи із СДН. У кожному з сеансів виділені субсеанси – послідовності дій, що закінчуються сеансом тестового контролю знань. Таким чином, інформація, яка отримана від користувача протягом одного субсеанса, складає опис проблеми прецеденту, розв'язком – патерн поведінки по

закінченню сенсу тестування, результат наступного контролю знань – оцінка ефективності розв'язку.

Вхідними параметрами, для класифікатора були наступні:

1. Параметри тесту:
  - Відсоток вдалих проходжень тесту (для всіх користувачів).
  - Середня складність питань тестового контролю знань.
2. Параметри користувача:
  - Ймовірність того, що користувач вдало здасть тест, якщо запустить його зараз (з урахуванням поточного результату та ні.).
  - Відсоток знань по курсу.
3. Параметри сеансу тестування:
  - Тривалість сеансу тестування.
  - Середня тривалість відповіді на питання.
  - Відсоток правильних відповідей на питання тестового контролю.
  - Номер сеансу тестування у поточному сеансі роботи із СДН.
  - Чи вивчався у поточному сеансі (субсеансі) роботи з СДН лекційний матеріал?
  - Тривалість сеансу (субсеансу) роботи з СДН.
4. Глобальні параметри:
  - Ймовірність того, що будь-який користувач вдало здасть тест при повторному проходженні (з урахуванням поточного результату).
5. Параметри бази знань:
  - Скільки вузлів для подальшого вивчення можуть бути запропоновані користувачу (2 алгоритми відбору вузлів)
6. Інші параметри.

Загалом словник складає 19 ознак розпізнавання.

**Розбиття на класи.** При аналізі послідовностей дій були виокремлені наступні типові патерни (стратегії) поведінки: перейти до наступної лекції, повернутися до попередньої лекції, повторити контроль знань, закінчити роботу із СДН, перейти до іншої дисципліни. Дані щодо розподілу обраних патернів подальшої поведінки у навчальній вибірці наведені у таблиці 1. Вибір користувача щодо партерну поведінки вважався вдалим, якщо наступний сеанс тестування був вдалим. Дані щодо відсотка вдалих виборів для кожного з патернів поведінки наведено у стовбці «Відсоток вдалих» таблиці 1.

На основі даних навчальної вибірки побудовано класифікатор, проведено оптимізацію системи контрольних допусків. Графіки залежності коефіцієнта функціональної ефективності (КФЕ) від радіусів контейнерів відповідних класів приведено на рисунку 5 (а-г). Штриховкою позначено робочі області класифікатора, тобто значення параметрів, при яких перша і друга достовірність більша за 0.5. КФЕ обраховувався із застосуванням інформаційної міри Кульбака.

Таблиця 1 – Розподіл типових патернів поведінки у навчальній вибірці

| Патерн поведінки                    | Абсолютна кількість у навчальній вибірці | Відсоток вдалих |
|-------------------------------------|--|-----------------|
| Повернутися до попередньої лекції   | 755                                      | 59,7%           |
| Перейти до наступної лекції         | 1389                                     | 63,8%           |
| Повторити контроль знань            | 1295                                     | 66,8%           |
| Перейти до іншої дисципліни         | 6212                                     | 78,5%           |
| Закінчити роботу із СДН (відпочити) | 3082                                     | 63,8%           |
| Загалом                             | 12733                                    |                 |

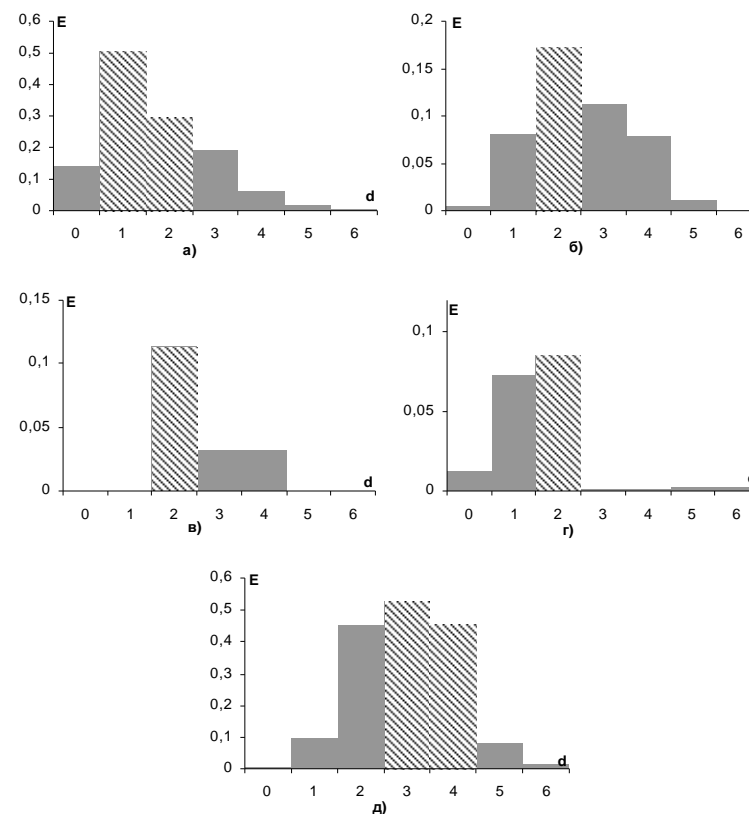


Рис 5. Графіки залежності значення КФЕ для класів розпізнавання від радіусів контейнерів класів: а – перейти до іншого курсу, б – перейти до наступної лекції, в – перейти до попередньої лекції, г – відпочити, д – спробувати здати тест ще раз.

**Адаптація керуючого впливу.** Як було вказано вище, керування на основі прецедентів складається із двох ключових кроків: відбір найбільш вдалого прецеденту та його адаптація до поточної проблеми. Розв'язання другої задачі часто неможливе без застосування додаткової, пов'язаної інформації, зокрема, знань про предметну область (domain knowledge). Розглянемо розв'язання задачі адаптації прецедента на прикладі партерну поведінки "перейти до наступної лекції".

Нехай із кожним навчальним об'єктом (НО) пов'язана інформація щодо понять, які в ньому використовуються. Вхідним поняттям (input concept) НО називається поняття, визначення якого дано в деякому іншому НО цього чи іншого навчального курсу. Вхідне поняття (output concept) НО – поняття, визначення якого наводиться у цьому об'єкті. [7] Нехай модель користувача утримує інформацію, щодо стану вивченості того чи іншого поняття. [8] Зауважимо, що дані моделі користувача є лише оцінками стану вивченості, тому ці параметри краще інтерпретувати як ймовірність того, що користувач засвоїв знання, пов'язані із поняттям повністю. При цьому значення 0.5 відповідатиме стану невизначеності. Тоді кожному НО можна співставити точку на площині "інтерес"–"готовність", де вісь "інтерес" є оцінкою стану вивченості результатуючих понять НО (формула (1)), а шкала "готовність" – оцінці стану вивченості вхідних понять НО (формула (2)).

$$F_{o,j} = 1 - \frac{\sum_{i \in T_{o,j}} UM(i)}{|T_{o,j}|} \quad (1)$$

$$F_{i,j} = \frac{\sum_{i \in T_{i,j}} UM(i)}{|T_{i,j}|} \quad (2)$$

У формулах (1) та (2)  $T_{o,j}$  – вихідні поняття  $j$ -го НО,  $T_{i,j}$  – вихідні поняття  $j$ -го НО,  $UM_p(i)$  – оцінка вивченості поняття  $i$  користувачем  $p$ .

У випадку, коли формування навчальної траєкторії виконується автоматично наступний НО обирається за критерієм  $\max(F_{o,j} - F_{i,j})$ . У випадку ліберальної стратегії навчання користувачу надається анотований список найбільш вдалих за вказаним критерієм вузлів. Приклад анотованого списку посилань та принципи його формування наведені нижче.

**Впровадження.** У попередньому розділі ми співставили всім НО точки на площині "інтерес"–"готовність". Виділимо у просторі 9 квадрантів (див. рис. 6).

Квадранти 6,8,9 – відповідають НО, що мають інтерес для користувача та до вивчення яких він готовий. Квадранти 1,2,4 – відповідають НО, що малоцікаві для вивчення та до вивчення яких користувач не готовий. На початку вивчення дисципліни більшість НО

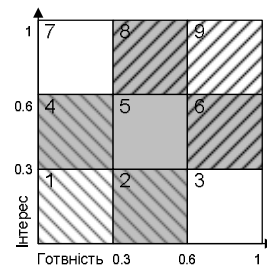


Рис. 6. Квадранти на площині "інтерес"–"готовність"

належать до 5-го квадранту, тобто оцінки стану вивченості їх користувачем та інтересу до них є невизначеними. Мета навчання – перевести всі НО у 3-й квадрант, тобто у стан, коли всі пов'язані із документом поняття є вивченими.

При впровадженні підсистеми адаптивного керування навчальною діяльністю у СДН СумДУ була обрана реалізація ліберальної стратегії навчання. Після кожного сеансу тестового контролю знань користувачеві надається можливість перейти до наступної або попередньої лекції, повторити сеанс тестування, залишити повідомлення розробникам або скористатися одним з обраних системою посилань на навчальні матеріали (див. рис. 7).

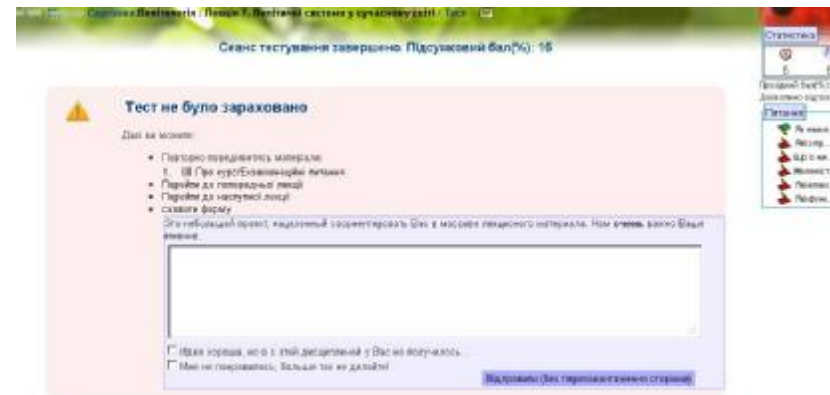


Рис. 7. Приклад повідомлення, що формується СППР користувачеві при невдалій здачі тесту

При цьому пункт, що дає можливість повторити сеанс тестування анується підказкою, де вказано ймовірність того, що користувач вдало перездасть тест. Оцінка ймовірності отримана шляхом статистичного аналізу попередніх результатів (див. рис. 8.)

Найбільш вдалі, за думкою СППР, ОН ануються за допомогою умовних позначень (див. рис. 9). Кількість «кубиків» – один, два чи три – відповідає квадрантам за шкалою інтересу, колір – червоний, сірий чи зелений – значенню за шкалою готовності до вивчення. Для зрозумілості зображення анотовані текстовою підказкою.

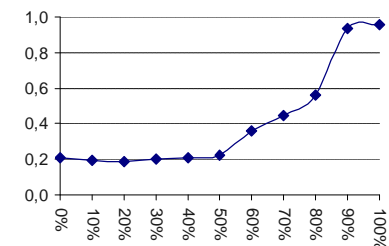


Рис. 8. Графік залежності ймовірності вдалої перездачі тесту від попереднього результату



Рис 9. Приклад анованих посилань

Система підтримки прийняття рішень була ввімкнена для 275 користувачів (17% активної аудиторії). Кожному користувачу була надана можливість залишити відгук, відмовитися від використання СППР для конкретного курсу чи загалом. У цілому були отримані схвальні відгуки. Відсоток відмов від використання засобу для окремих курсів склав 0.3% (1 відмова), для засобу загалом 1.8% (5 відмов). Слід також відмітити, що левова частина відгуків стосувалася самих тестів, що дозволило поліпшити їх якість. Розподіл патернів поведінки для користувачів, яким надавалися анотовані результати у таблиці 2.

**Подальші напрямки роботи.** Впровадження системи підтримки прийняття рішень у СДН СумДУ виявило ряд проблем. Не зважаючи на те, що СППР має робочу область для всіх класів розпізнавання, КФЕ та геометричні параметри контейнерів класів вказують на їх щільний перетин. Виходом з цієї ситуації введення нових ознак розпізнавання та дослідження їх впливу на КФЕ системи. Іншим підходом до вирішення цієї проблеми є застосування ієрархічного класифікатора [9].

Таблиця 2 – Розподіл патернів поведінки при застосуванні СППР

| Патерн                         | Абсолютна кількість | Відсоток |
|--------------------------------|---------------------|----------|
| Перездати тест                 | 764                 | 49,2%    |
| Перейти до наступної лекції    | 484                 | 31,2%    |
| Повторити рекомендовану лекцію | 172                 | 11,1%    |
| Повторити попередню лекцію     | 86                  | 5,5%     |
| Залишити побажання             | 47                  | 3,0%     |
| Загалом                        | 1553                |          |

Також серед напрямків подальшої роботи слід виділити вдосконалення автоматичного створення семантичної структури навчальних курсів. Цей напрямок пов'язаний з великими обсягами наявного лекційного матеріалу у СДН СумДУ, а також його постійним оновленням.

**Висновки.** Розробники адаптивних систем керування дистанційним навчанням часто стикаються з проблемою побудови кількісних моделей керування. Одним зі шляхів розв'язання цієї проблеми є побудова моделей із використанням математичного апарату нечіткої логіки, генетичних алгоритмів та виводу на основі прецедентів. У Сумському державному

університеті був впроваджений модуль СППР керування СДН. Він дозволив формувати рекомендації користувачеві щодо побудови навчальної траєкторії, реалізуючи ліберальний підхід до керування навчанням. Для побудови модуля використовувався вивід на основі прецедентів та математичний апарат інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології. Засоби зворотного зв'язку показали цілому позитивне ставлення користувачів до нововведення. Незважаючи на те, що СППР має робочу область для всіх класів розпізнавання, КФЕ та геометричні параметри контейнерів класів вказують на їх щільний перетин. Виходом з цієї ситуації є введення нових ознак розпізнавання та дослідження їх впливу на КФЕ системи й застосування ієрархічного класифікатора, що і є напрямками подальшої роботи автора.

**Список літератури** 1. *Гриценко В. И.* Информационный синтез адаптивной мультиагентной системы управления дистанционным обучением / *В. И. Гриценко, А. С. Довбиш, В. А. Любчак* // Управляющие системы и машины. – 2006. – № 6. – С. 4–9. 2. *Brusilovsky P.* Adaptive and Intelligent Web-based Educational Systems / *P. Brusilovsky, C. Peylo* // International Journal of Artificial Intelligence in Education. – 2003. – № 13. – С. 156–169. 3. *Касьянов В.Н.* Дистанционное обучение: методы и средства адаптивной гипермедиа / *В. Н. Касьянов, Е. В. Касьянова* // Программные средства и математические основы информатики. – Новосибирск : Ин-т систем информатики им. А. П. Ершова СО РАН, 2004. – С. 80–141. 4. *Карпов Л.Е.* Адаптивное управление по прецедентам, основанное на классификации состояний управляемых объектов / *Л. Е. Карпов, В. Н. Юдин*. // Труды Института Системного Программирования РАН. – Т. 13, ч. 2. – М., 2007. – С. 37–57. 5. *Klaus-Dieter Althof.* A Review of Industrial Case-Based Reasoning Tools / *Klaus-Dieter Althof, Eric Auriol, Ralph Barlette, Michel Manago*. – AI Intelligence, 1995. – 148 P. 6. *Краснопоясовський А. С.* Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування. Підхід, що ґрунтується на методі функціонально-статистичних випробувань / *А. С. Краснопоясовський*. – Суми : Видавництво СумДУ, 2004. – 261 с. 7. *Кузіков Б. О.* Використання семантичних мереж і покриття змісту з тестами для формальної перевірки електронних навчальних матеріалів / *Б. О. Кузіков* // Вісник Національного технічного університету "ХПИ". – Х. : НТУ "ХПИ". – 2010. – № 67. – С. 126–131. 8. *Kuzikov B. O.* Creation connectivity matrix of E-content elements for distance learning / *B. O. Kuzikov* // Nauka i studia. – № 6(18) 2009., Przemysł: "Nauka i studia". – С. 62–66. 9. *Dovbysh A. S.* Information-extreme algorithm for recognizing current distribution maps in magnetocardiography / *Dovbysh A. S., Martynenko S. S., Kovalenko A. S., Budnyk N. N.* // Journal of Automation and Information Sciences. – 2011. – № 43(2). – С. 63–70. 10. *Щеголькова В. А.* Схема адаптивного обучения по прецедентам / *В. А. Щеголькова, В. А. Соколова* // Вісник Сумського державного університету. Серія Технічні науки. – 2009. – № 3. – С. 26–31.

*Поступила в редколлегию 27.06.2011*